第46卷 第5期
2023年5月

干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

Vol. 46 No. 5
May 2023

中国植被覆盖度时空演变及其对气候变化和城市化的响应

陈淑君[1]， 许国昌[1]， 吕志平[1,2]， 马铭悦[1]， 李晗羽[1]， 朱玉岩[1]

（1. 哈尔滨工业大学(深圳),广东 深圳 518055；2. 信息工程大学,河南 郑州 450001）

摘 要： 植被覆盖变化不仅与气候因子密切相关，而且也受人类活动的影响。目前，从省级尺度研究中国植被时空变化特征以及定量分析气候因子结合人类活动对植被覆盖影响研究仍较少。基于Google Earth Engine（GEE）平台和2000—2020年Landsat数据及同期气候与夜间灯光数据，采用像元二分法、线性回归分析、变异系数、偏相关分析和贡献度模型等方法对中国植被覆盖度时空演变及其对气候变化和城市化的响应进行了分析。结果表明：（1）2000—2020年中国植被覆盖度以0.32%·a^{-1}的速率增长。植被覆盖区域以高覆盖度为主，面积占研究区域的38%，总体呈现从东南至西北递减的趋势。（2）黄土高原、云南省、西藏自治区和新疆维吾尔自治区西部植被覆盖度呈现增长趋势。植被年际波动在南部比北部、东部比西部稳定。黑龙江省植被覆盖度最高，为91.7%；新疆维吾尔自治区最低，为14.4%；宁夏回族自治区植被覆盖度以0.98%·a^{-1}的速率增长，植被得到显著改善。（3）气候因子和城市化对植被覆盖度的影响存在明显空间差异性。气温和降水量对中国北部地区植被覆盖度的影响分别为负相关和正相关，城市化主要影响经济较为发达的省份。气温是宁夏回族自治区的主要贡献因子，平均贡献度为84.3%；降水量是台湾省的主要贡献因子，平均贡献度为71.7%；城市化贡献度最大的城市为上海，平均贡献度为26.5%。

关 键 词： 植被覆盖度；Google Earth Engine；气候变化；城市化；Landsat

文章编号： 1000-6060(2023)05-0742-11(0742~0752)

作为陆地生态系统的重要组成部分之一，植被是衔接土壤、大气和水分的自然“纽带”，在全球物质循环以及能量流动中发挥着重要作用[1]。植被覆盖度是指植被在地面的垂直投影面积占统计区总面积的百分比，是反映地表植被群落生长态势的重要指标和描述生态系统的重要基础数据[2-3]。自1999年起，中国陆续提出退耕还林（草）等各项工程。2005年，时任浙江省委书记的习近平提出“绿水青山就是金山银山”的科学判断。中国在近几十年里通过开展退耕还林、绿色农业等各项林业工程来恢复自然生态环境，实现人与大自然和平相处。因此，在全球气候变化背景下，掌握中国陆地植被覆盖度年际变化规律、探讨气候因素和人为活动的驱动作用，对评价中国陆地生态系统的环境质量具有重要作用。

遥感技术具有覆盖范围广、时空连续强、数据可靠性高和耗费小等优点[4]，基于遥感技术检测广域植被时空变化和估算植被生产力已成为植被覆盖度研究方向的主要趋势[5]。归一化植被指数（Normalized difference vegetation index，NDVI）可以很大程度消除仪器和地形的干扰，与植被覆盖度呈显著的正相关性，是反演植被覆盖度较为实用的方法之一[6]。李跃彬等[7]基于像元二分法，利用NDVI反演了昆明市植被覆盖度，总体以高覆盖度为主。

收稿日期： 2022-07-25； **修订日期：** 2022-09-20

基金项目： 深圳市科技计划资助项目（KQTD20180410161218820）；广东省基础与应用基础研究基金（2021A1515012600）；自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室开放基金资助课题（KF-2021-06-104）资助

作者简介： 陈淑君（1999-），女，硕士研究生，主要从事植被恢复与生态遥感研究. E-mail: shujun_c@163.com

王瑾[8]基于2005—2018年MODIS NDVI遥感数据，反演内蒙古自治区(简称内蒙古)植被覆盖情况，总体来看植被覆盖度较低。但随着人们日益重视保护环境，植被呈现缓慢增加趋势。郭永强等[1]基于Google Earth Engine(GEE)平台研究了1987—2015年黄土高原植被情况，表明黄土高原植被以低覆盖为主，低覆盖区域占研究面积的31.32%。但自退耕还林工程以来，植被覆盖度以0.59%·a^{-1}的速率增长。刘垚燚等[3]分析了长三角一体化示范区的植被状况，得到该区域的年均植被覆盖度为65%且植被整体以退化为主，这与人类活动强烈相关。从上可知，受气候、地理位置和人类活动影响，不同地域的植被覆盖度存在明显差异。植被生长状况的变化是自然因素和人类活动共同作用的结果[9]。气温和降水量会直接影响植被的光合作用、呼吸作用和土壤湿度情况[10]，而在人类密集城市地区，人类活动对植被覆盖度的影响往往大于自然因素。Liu等[5]利用像元二分模型和线性分析研究中国亚热带植被覆盖度，发现76.28%的研究区域植被覆盖度呈增加趋势，年均最低气温是影响植被覆盖度动态变化的主要贡献因子。赵明伟等[11]基于MODIS NDVI遥感数据，发现了2001—2015年中国植被覆盖度总体呈增加趋势，并分析了各区域的气温、降水量和日照对植被覆盖度驱动作用。Xia等[12]研究东南亚地区人类活动对植被覆盖的影响，结果表明在人类活动影响增加的情况下，研究区域呈轻微的绿化趋势。

目前，研究中国植被覆盖情况多是利用不同地形[13]或不同植被类型[14]进行分区研究，对植被覆盖度驱动作用的分析更多考虑自然因素或单一分析人类活动对植被覆盖度的影响。而在中国以及省级尺度上分析植被覆盖度时空变化特征以及定量探究气候因子和人类活动对植被覆盖度变化影响机制的研究并不充分。本文基于GEE平台，以2000—2020年的Landsat为数据源，结合降水量、气温数据和夜间灯光数据，利用像元二分法、线性回归分析和变异系数分析全国以及各省陆地植被覆盖度的时空变化规律，基于省级区域通过偏相关分析和贡献度模型定量分析气候变化和城市化对植被覆盖度的影响和贡献作用，以期为全国生态环境质量评估提供科学依据。

1 数据与方法

1.1 数据来源与处理

1.1.1 Landsat数据 Landsat卫星目前拥有长达50 a的地球观测数据，空间分辨率30 m，时间分辨率16 d。本研究采用2000—2020年的Landsat地表反射率数据。在GEE平台进行融合、裁剪和去云等操作，最终选用的影像和时间分布如表1所示。

表1 卫星数据集信息

Tab. 1 Information of the satellite data sets

卫星	获取时间	空间分辨率
Landsat 5	2000年1月1日—2011年12月31日	30 m
Landsat 7	2012年1月1日—2013年12月31日	30 m
Landsat 8	2014年1月1日—2020年12月31日	30 m
CHIRPS	2000—2020年6—9月	5.5 km
MODIS	2000—2020年6—9月	1.0 km
DMSP/OLS+NPP/VIIRS	2000—2020年	1.0 km

1.1.2 降水量与气温数据 降水量数据选取CHIRPS降水数据集，时间为2000—2020年6—9月，空间分辨率5.5 km，时间分辨率5 d，横跨50°S~50°N；气温数据选取MODIS陆地表面温度数据集，时间为2000—2020年6—9月，空间分辨率1.0 km，时间分辨率8 d。根据中国矢量图，在GEE平台上对2组数据集进行裁剪和拼接操作，合成每年6—9月平均陆地表面气温数据集和每年6—9月总降水量数据集。

1.1.3 夜间灯光数据 夜间灯光数据可以映射出人类活动密度和城市化进程，进而探寻城市化对植被覆盖变化的影响。目前，主流的夜间灯光遥感数据集有DMSP/OLS数据集与NPP/VIIRS数据集2类。DMSP/OLS数据集时间跨度为1992—2013年，空间分辨率为927 m，其提供像元灰度值(DN值)代表夜间灯光平均强度；NPP/VIIRS数据集时间跨度为2012—2022年，空间分辨率为500 m，提供平均日夜波段(day and night band，DNB)辐射值准确记录夜间辐射强度。由于2个数据集的卫星传感器常数和分辨率并不相同，不能直接融合使用。Chen等[15]对2个数据集进行交叉传感器校准，通过新标定DMSP/OLS类夜间灯光(nighttime light，NTL)数据

(2000—2012年)和月度NPP/VIIRS类NTL数据(2013—2020年),构建了一个扩展时间序列(2000—2020年)的NPP/VIIRS数据集,具有良好的空间格局和时间一致性,该数据集可以在 https://doi.org/10.7910/DVN/YGIVCD 免费访问。

1.2 研究方法

1.2.1 归一化植被指数(NDVI) NDVI是反映植被长势的重要参数之一,主要用于检测植被生长状态、植被覆盖度等[16]。其计算公式为:

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{RED}}{\mathrm{NIR} + \mathrm{RED}} \tag{1}$$

式中:NIR为近红外波段的反射率(%);RED为红光波段的反射率(%)。NDVI值越高代表该处植被越密集。

1.2.2 最大合成法 采用最大合成法可以合成每年的NDVI最大值影像,其能较好地反映植被长势最好阶段的植被覆盖度[17],计算公式为:

$$\mathrm{NDVI}_i = \max(\mathrm{NDVI}_{ij}) \tag{2}$$

式中: NDVI_i 为某像元第 i 年的NDVI最大值; NDVI_{ij} 为第 i 年经过该像元的第 j 幅影像的NDVI值。

1.2.3 植被覆盖度(FVC) FVC是指植被(包括叶、茎、枝)在地面的垂直投影面积占统计区总面积的百分比[18],利用像元二分法计算,计算公式为:

$$\mathrm{FVC} = \frac{\mathrm{NDVI} - \mathrm{NDVI}_{soil}}{\mathrm{NDVI}_{veg} - \mathrm{NDVI}_{soil}} \tag{3}$$

式中: NDVI_{soil} 为纯土壤覆盖像元的NDVI值; NDVI_{veg} 为纯植被覆盖像元的NDVI值。采用5%置信度截取NDVI的上下阈值,即 NDVI_{veg} 为95%的NDVI, NDVI_{soil} 为5%的NDVI,FVC值越高表示该地植被覆盖度越高。根据水利部2008年颁布的《土壤侵蚀分类分级标准》,可以将植被覆盖度划分为5个等级:低覆盖度[0, 30%]、中低覆盖度(30%, 45%]、中等覆盖度(45%, 60%]、中高覆盖度(60%, 75%]和高覆盖度(75%, 100%][1]。

1.2.4 趋势分析 利用一元线性回归方法对每个像元的植被覆盖度进行趋势分析,用斜率(slope)反应每个像元的植被覆盖度的变化趋势[19],计算公式为:

$$\mathrm{slope} = \frac{n \times \sum_{i=1}^{n} i \times \mathrm{FVC}_i - (\sum_{i=1}^{n} i)(\sum_{i=1}^{n} \mathrm{FVC}_i)}{n \times \sum_{i=1}^{n} i^2 - (\sum_{i=1}^{n} i)^2} \tag{4}$$

式中: n 为观测时段的年数; i 为观察的年份; FVC_i 为像元第 i 年的植被覆盖度。当slope>0,植被覆盖率呈增长趋势;当slope<0,植被覆盖率呈降低趋势。

为分析植被覆盖度变化是否显著,本研究进一步使用 F 检验对变化趋势进行显著性检验[5,19],计算公式为:

$$F = \frac{U \times (n-2)}{Q} \tag{5}$$

$$U = \sum_{i=1}^{n} \left(\widehat{\mathrm{FVC}_i} - \overline{\mathrm{FVC}} \right)^2 \tag{6}$$

$$Q = \sum_{i=1}^{n} (\mathrm{FVC}_i - \widehat{\mathrm{FVC}_i})^2 \tag{7}$$

式中: n 为监测年份,本文 n=21,其中 i=1, 2, …, n; U 为平方和误差; Q 为回归平方和; $\widehat{\mathrm{FVC}_i}$ 为第 i 年植被覆盖度回归值; $\overline{\mathrm{FVC}}$ 为 n 年间植被覆盖度平均值。本研究根据线性回归和显著性检验结果将研究区分为5类:显著改善地区(slope>0且 P<0.01)、改善地区(slope>0且0.01< P<0.05)、基本稳定地区(P>0.05)、退化地区(slope<0且0.01< P<0.05)、显著退化地区(slope<0且 P<0.01)。

为分析植被覆盖度空间波动特性,本研究通过对变异系数(C_v)模拟分析各像元在21 a内的植被覆盖度波段特征[20],计算公式为:

$$C_v = \frac{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (\mathrm{FVC}_i - \overline{\mathrm{FVC}})^2}}{\overline{\mathrm{FVC}}} \tag{8}$$

式中: n 为观测时段的年数; i 为观察的年份; FVC_i 为第 i 年的植被覆盖度; $\overline{\mathrm{FVC}}$ 为 n 年间植被覆盖度平均值。标准差与平均值之比称为变异系数(C_v), C_v 越低,说明数据越稳定,波动性越小,反之亦然。本研究根据变异系数结果将研究区分为5类:低波动(C_v <0.05)、相对低波动(0.05< C_v <0.10)、中等波动(0.10< C_v <0.15)、相对高波动(0.15< C_v <0.20)、高波动(C_v >0.20)。

1.2.5 偏相关分析 利用偏相关分析,计算气候因子和人为因素与植被覆盖度的相关程度,计算公式为:

$$r_{wx*yz} = \frac{r_{wx*z} - r_{wy*z} r_{xy*z}}{\sqrt{\left(1 - r_{wy*z}^2\right)\left(1 - r_{xy*z}^2\right)}} \tag{9}$$

式中:变量 w 为植被覆盖度;变量 x、y、z 分别代表降水量、气温、人为因素; r_{wx*yz} 为当变量 y、z 固定时,变量 w 和变量 x 的偏相关系数; r_{wx*z} 为当变量 z 固定

时，变量 w 和变量 x 的偏相关系数；r_{wy*z} 为当变量 z 固定时，变量 w 和变量 y 的偏相关系数；r_{xy*z} 为当变量 z 固定时，变量 x 和变量 y 的偏相关系数[1,21]。显然二阶的偏相关系数需要由一阶偏相关系数求解。与简单的线性相关分析相比，偏相关分析可以更准确地反映2个变量之间的相关关系，偏相关性越高，该变量对植被覆盖度的影响越大；反之，该变量对植被覆盖度的影响越小。

1.2.6 贡献分析 气候因子和人为活动是影响植被覆盖度年际变化主要因素，各像元对应的各个因子对植被覆盖度的影响可以用下列公式表示[22-23]：

$$k_{FVC}=C(PRE)+C(LST)+C(URB) \qquad (10)$$

式中：k_{FVC} 为植被覆盖度的年际变化；$C(PRE)$、$C(LST)$、$C(URB)$ 分别为降水量、气温、城市化对植被覆盖度年际变化的贡献度。降水量对植被覆盖度的贡献度可以利用下列计算公式：

$$C(PRE)=\frac{\partial FVC}{\partial PRE}\times k_{pre} \qquad (11)$$

式中：k_{pre} 为降雨量的年际变化；$\frac{\partial FVC}{\partial PRE}$ 为降水量对植被覆盖度的敏感性。敏感性值代表相关程度，敏感性值越大代表植被覆盖度与降水量相关性越强，反之亦然。其他影响植被覆盖度变化的因子计算方法相同。由于不同区域各个因子贡献度并不相同，对各个因子贡献度进行绝对化处理，可以得到各因子的贡献比，计算公式如下：

$$P(PRE)=\frac{|C(PRE)|}{|C(PRE)|+|C(LST)|+|C(URB)|}\times 100\% \qquad (12)$$

式中：$P(PRE)$ 为降水量对植被覆盖度的相对贡献(%)；$C(PRE)$、$C(LST)$、$C(URB)$ 分别为降水量、气温、城市化对植被覆盖度年际变化的贡献度，其他因子对植被覆盖度的相对贡献计算方法相同。

2 结果与分析

2.1 植被覆盖度年际时空分布特征

2000—2020年中国植被覆盖度以0.32%·a^{-1}的速率波动增长，呈现良好趋势(图1)。研究区植被覆盖度最大年份出现在2018年，为56.8%，研究区植被覆盖度最小年份出现在2007年，为50.0%，在21 a内研究区植被覆盖度均值为52.4%。由中国植被覆盖度等级占比(图2)可知，高覆盖度占38%，主要位于中国东部地区；中高覆盖度占12%；中等覆盖度占8%；中低覆盖度占6%；低覆盖度占36%，低覆盖度主要分布在中国西北沙漠地区。

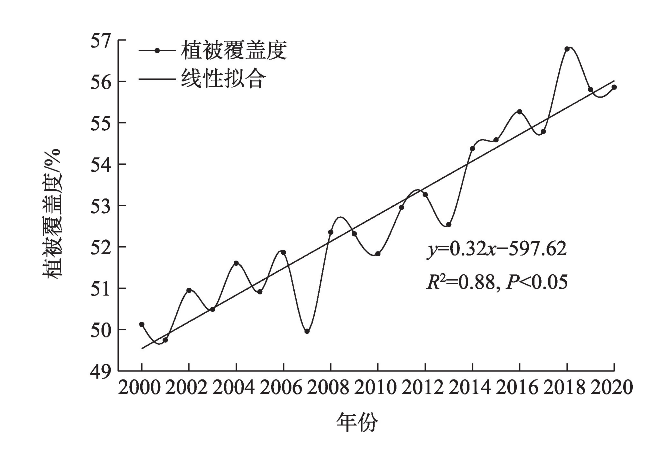


图1 2000—2020年中国植被覆盖度变化

Fig. 1 Change of fractional vegetation cover in China from 2000 to 2020

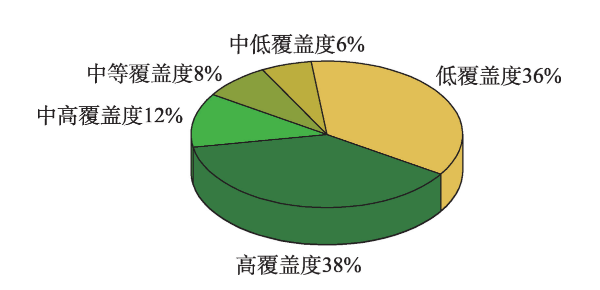


图2 中国植被覆盖度不同等级占比

Fig. 2 Proportion of different levels of fractional vegetation cover in China

Landsat卫星缺失2000—2007年中国西藏自治区(简称西藏)和新疆维吾尔自治区(简称新疆)植被覆盖度较低的西部地区影像数据，因此基于GEE平台与2008年西藏和新疆遥感影像数据，通过裁剪、融合和拼接方法补偿未拍摄地区。由中国2000—2020年植被覆盖度分布情况(图3)可知，以内蒙古的呼和浩特至西藏拉萨为界(简称呼拉线)[4]，中国植被覆盖度呈西北低、东南高分布格局，由东南至西北呈递减趋势，这与已有的研究结果保持一致[24]。高覆盖区域主要是东北平原和秦岭-淮河以南地区，低覆盖度区域主要是西北荒漠和经济高度发达地区。在21 a里，新疆西北边缘地区和黄土高原植被覆盖呈明显改善趋势。

2.2 各省植被覆盖度空间变化特征和趋势分析

图4展示了2000—2020年全国各省植被覆盖

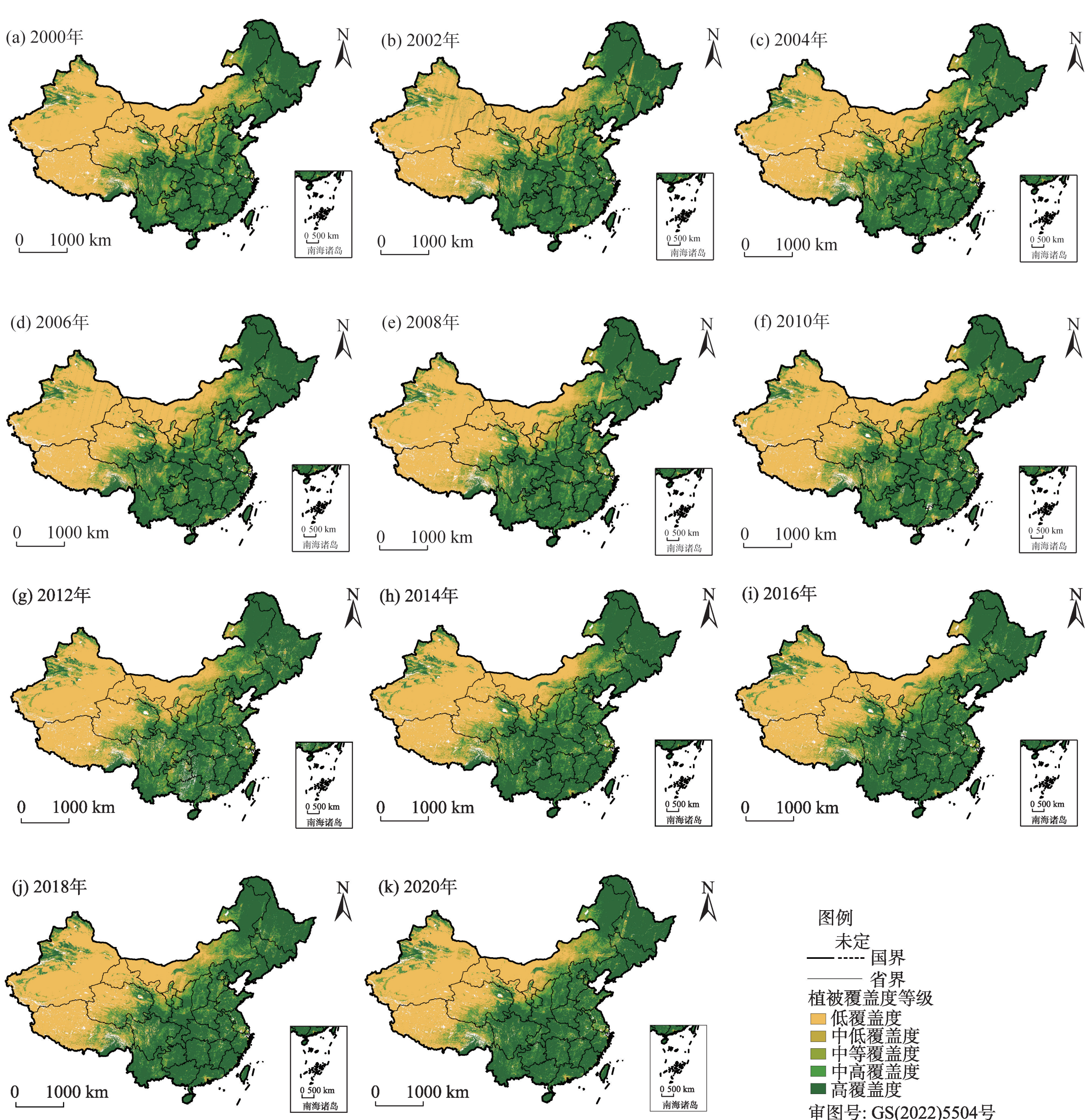


图3 2000—2020年中国植被覆盖度空间分布

Fig. 3 Spatial distributions of fractional vegetation cover in China from 2000 to 2020

度空间变化特征情况。75.0%的研究区域植被覆盖度呈现增长趋势(slope>0),增长区域广泛分布在陕西省、山西省、宁夏回族自治区(简称宁夏)、云南省、西藏和新疆西部;而25.0%的研究区域植被覆盖度呈现下降趋势(slope<0),减少地区主要集中在长江沿岸、珠江三角洲等经济发展带及四川省、新疆东部、青海省和甘肃省(图4a)。由2000—2020年植被覆盖度变化显著性空间分布(图4b)可知,植被覆盖度发生退化的面积较小,显著退化地区和退化地区分别占研究区域的2.0%和1.5%,这些地区主要分布在中国天津市、港澳台、长江沿岸以及城市群周边地区。基本稳定地区面积约占研究区域的67.0%,占比最大,主要分布在四川与西藏青海接壤地区、贵州省、湖北省、内蒙古北部和东北三省地区。显著改善地区和改善地区分别占研究区域的18.0%和10.5%,这些地区主要分布在中国黄土高

原、东北平原和西部地区。为进一步分析2000—2020年中国植被覆盖度变化和波动情况，本研究根据变异系数绘制中国植被覆盖度稳定性空间分布图(图4c)。2000—2020年植被覆盖度在中国东部比西部稳定，南部比北部稳定。高波动地区和相对高波动地区占研究区域的53.0%，这些地区主要分布在黄土高原、华北平原、内蒙古、新疆、西藏和城市经济带等地区，这些地区植被覆盖度变化较大。低波动地区和相对低波动地区占研究区域的31.0%，这些地区主要分布在东北三省、秦岭-淮河以南的省份和西北地区以荒漠为主的省份，前两者植被覆盖度较高，生态稳定年际波动小，后者生态环境较为恶劣，植被生长困难，年际波动小。

由2000—2020年中国各省植被覆盖度平均值和年际变化情况(图5)可见，黑龙江省植被覆盖度最高，为91.7%。植被覆盖度较高的地区还有吉林省、广西壮族自治区、重庆市和湖北省，其植被覆盖度分别为86.2%、84.7%、84.4%和84.1%。新疆植被覆盖度最低，为14.4%，这与该地区以沙漠为主的地貌有关。平均值是低覆盖度和中低覆盖度的地区还有西藏、甘肃省、青海省、宁夏、澳门特别行政区和香港特别行政区，其植被覆盖度分别为24.2%、32.2%、32.7%、34.6%、19.6%和38.9%。中国西北地区植被生长易受干旱少雨的气候制约，生态环境较为脆弱，港澳特别行政区植被覆盖度较低原因可能与人类活动有关。为进一步了解各省在21 a内植被覆盖度变化趋势，本研究借助线性拟合计算各省年际斜率情况。植被覆盖显著改善地区有宁夏、山西省、陕西省，其年际斜率分别为0.98%、0.95%、0.94%，这3个省份主要分布在黄土高原，植被得以恢复与该地区退耕还林工程息息相关。植被变化趋势大于0.60%的地区还有北京市、河北省、云南省、吉林省和贵州省，其年际斜率分为为0.67%、0.65%、0.65%、0.64%和0.60%。北京市植被得以恢复的原因可能与人们加强城市周边绿化相关。植被退化地区有江苏省、天津市和浙江省，其年际斜率分别为-0.14%、-0.08%和-0.07%，植被退化可能受该地区城市化和工业化的影响，这些地区在经济发展的同时也应加强植被修复以及对生态环境的重视。

2.3 气候变化和城市化对植被覆盖度变化的影响分析

2000—2020年中国植被覆盖度与气温的平均偏相关系数为-0.08，总体呈现不显著的负相关，说明气温对植被生长具有一定的抑制作用(图6a)。植被覆盖度与气温呈正相关的地区占研究区的41.2%，与气温呈负相关的地区占研究区的58.8%，其中与气温显著正相关($P<0.05$)和显著负相关($P<0.05$)的地区仅占研究区的2.3%和10.0%。中国北部植被覆盖度与气温的偏相关多为负相关，部分地区为强的负相关，从内陆到沿海偏相关系数从负相关到正相关过渡。统计各省植被覆盖度与气温的偏相关系数，结果显示：宁夏、陕西省、北京市和山西省的植被覆盖度和气温呈现负相关，西藏、四川省和山东省呈现正相关。植被覆盖度与降水量的平均偏相关系数为0.04，总体呈现不显著的正相关，

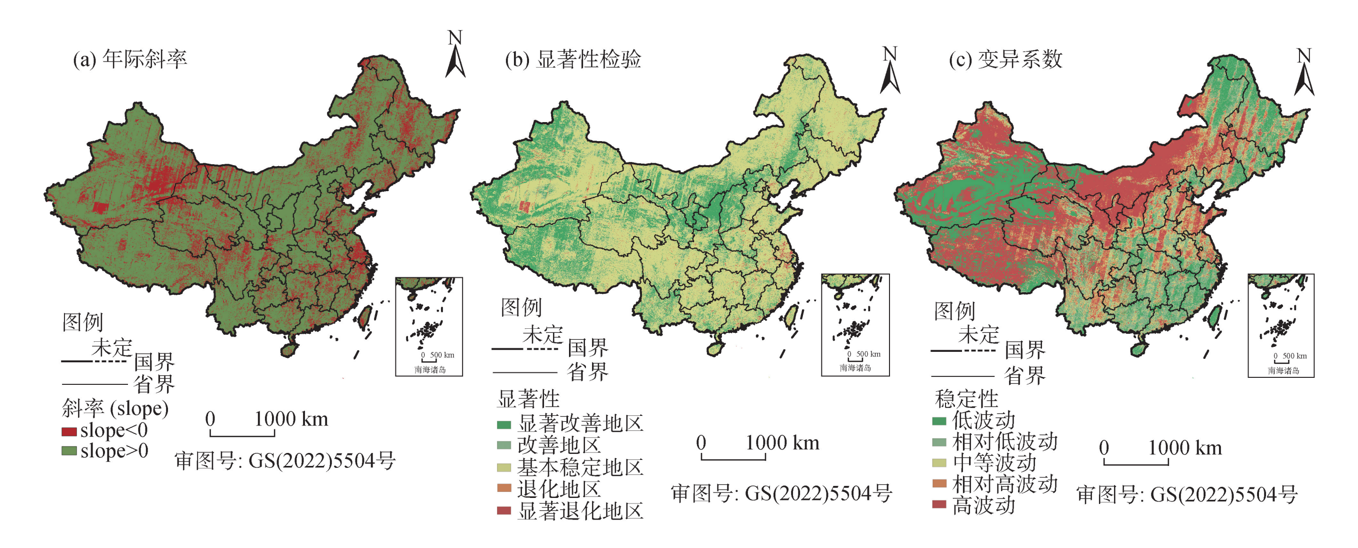


图4　2000—2020年中国植被覆盖度空间变化特征

Fig. 4　Spatial variation characteristics of fractional vegetation cover in China from 2000 to 2020

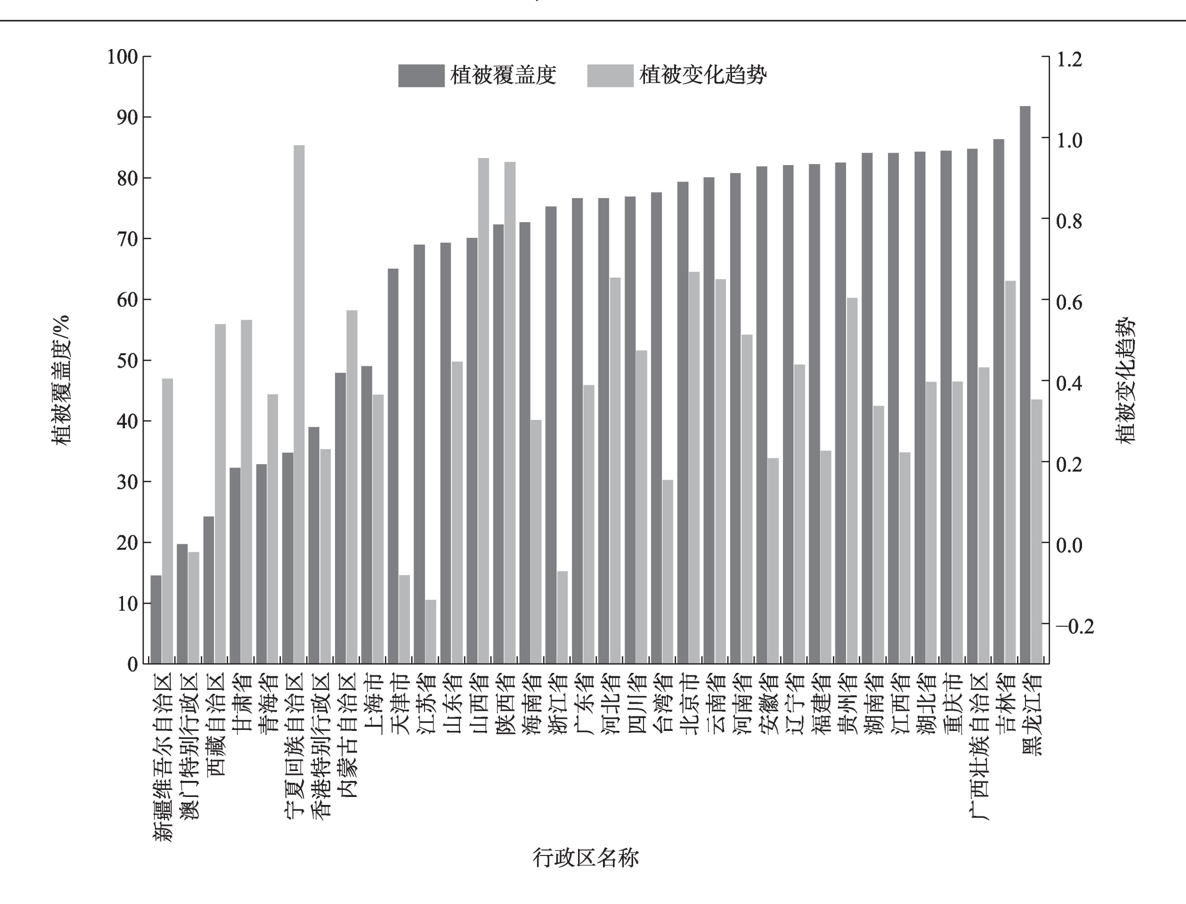
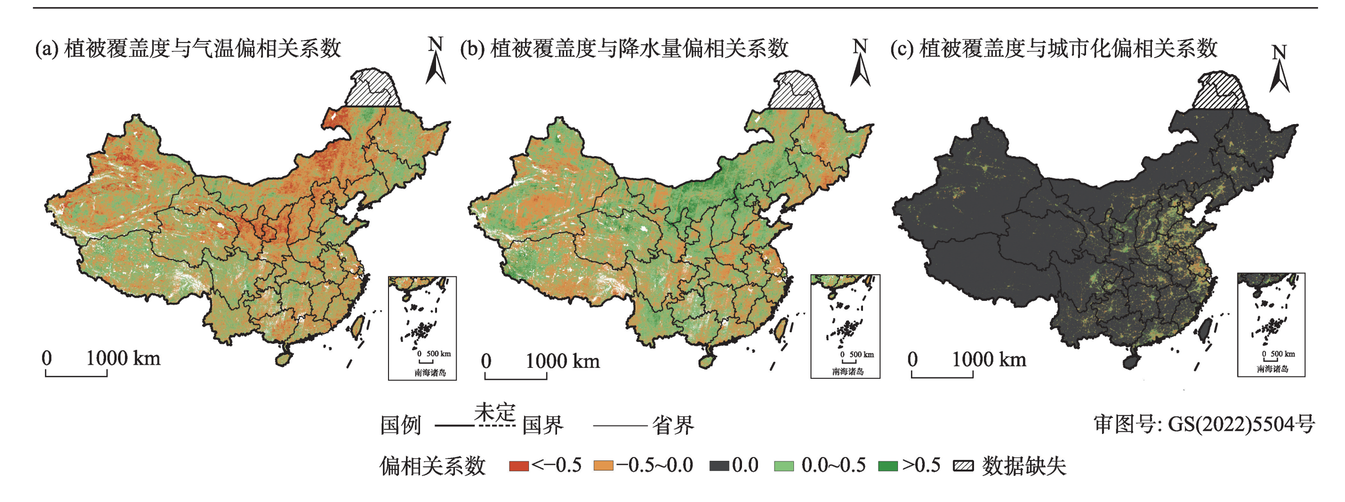


图5 2000—2020年中国各省植被覆盖度平均值和年际变化斜率

Fig. 5 Mean value and inter-annual trend slope of fractional vegetation cover in each province of China from 2000 to 2020

说明降水量对在一定程度上促进了植被生长(图6b)。植被覆盖度与降水量呈现正相关的地区占研究区的58.9%,与降水量呈负相关的地区占研究区的41.1%,其中与降水量显著正相关($P<0.05$)和显著负相关($P<0.05$)的地区仅占研究区的8.0%和2.2%。植被覆盖度在与气温呈负相关的地区与降水量多呈现正相关。统计各省植被覆盖度与降水量偏相关表明,北京市、内蒙古、宁夏和山西省植被覆盖度与降水量呈现正相关,与降水量呈现负相关省份主要有江苏省、台湾省和香港特别行政区。植被覆盖度与城市化的平均偏相关系数为0.036,总体呈现不显著的正相关(图6c)。植被覆盖度与城市化呈现正相关的地区占研究区的58.7%,与城市化呈现负相关的地区占研究区的41.3%,其中与城市化显著正相关($P<0.05$)和显著负相关($P<0.05$)的地区仅占研究区的6.8%和5.1%。统计各省植被覆盖度与城市化的偏相关系数可知,香港特别行政区、台湾省、陕西省和广东省植被覆盖度与城市化呈现正相关,江苏省和安徽省植被覆盖度与城市化呈现较弱的负相关。

由中国各省的气温、降水量、城市化对植被覆盖度的贡献度空间分布以及各省平均贡献度(图7)可知,气温是黄土高原、西北地区植被覆盖度变化的主要贡献因子。进一步定量分析气温对植被覆盖度的贡献,其中气温对宁夏植被覆盖度的平均贡献最大,为84.3%。气温对植被覆盖度贡献较大的省份还有甘肃省、新疆、陕西省和内蒙古,其平均贡献度分别为83.2%、74.5%、74.0%和69.1%。而气温对港澳特别行政区和上海市平均贡献度较低,这可能与该地区经济高度发展有关。降水量是秦岭-淮河以南地区和西藏植被覆盖度变化的主要贡献因子。通过定量分析可知,台湾省、海南省和港澳特别行政区受降水量的影响较大,其平均贡献度分别为71.7%、68.8%、68.2%和67.3%。夜间灯光是各城市中心植被覆盖度变化的主要贡献因子。通过各省平均贡献度可知,城市化对3个直辖市(北京市、上海市和天津市)和2个特别行政区平均贡献度较为明显,其中对上海市平均贡献度较大,为26.0%。此外,部分地区植被覆盖度受多种因子综合的影响,例如天津市和浙江省植被覆盖度受气候因子和



注：CHIRPS降水数据集仅横跨50°S~50°N，中国内蒙古和黑龙江省大于50°N地区缺失数据。下同。

图6　2000—2020年中国植被覆盖度与气温、降水量和城市化的偏相关空间分布

Fig. 6　Spatial distributions of partial correlation coefficient between fractional vegetation cover and temperature, precipitation and night light in China from 2000 to 2020

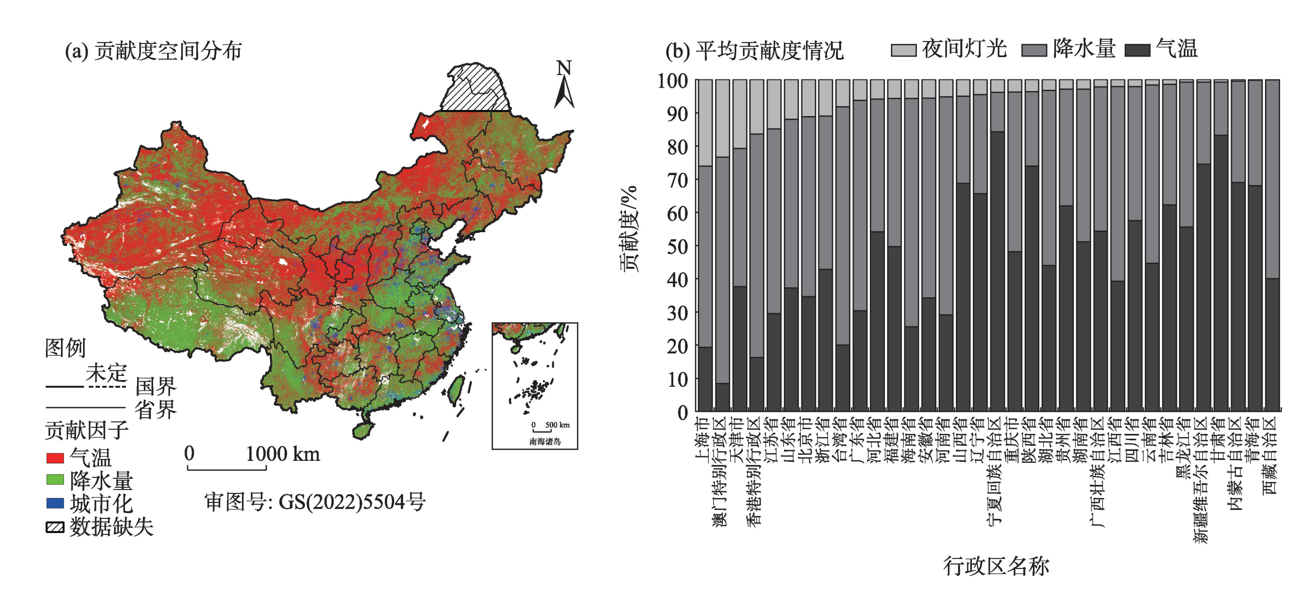


图7　2000—2020年气温、降水量和夜间灯光对植被覆盖度的贡献度空间分布及各省平均贡献度情况

Fig. 7　Spatial distributions and average contribution of temperature, precipitation and night light to fractional vegetation cover in each province from 2000 to 2020

城市化共同调制，其中气温、降水量和城市化对天津市平均贡献度分别为37.6%、41.6%和20.8%，福建省和重庆市主要受气温和降水量的综合影响，其中气温和降水量对福建省平均贡献度分别为49.7%和44.5%。

3　讨论

从时间尺度来看，在2000—2020年中国植被覆盖度总体以0.32%·a^{-1}的速率增长，表明中国生态环境在改善。受季风性气候影响，中国东部雨热充足、条件温和，适合植被生长，而西部地区远离海岸、干燥少雨，生态较为恶劣。因此，从空间尺度来看中国在21 a内植被覆盖度呈现从东南至西北递减趋势，而呼拉线与中国400 mm等降水量线基本吻合。高覆盖度和中高覆盖度分别占研究区域的38%和12%，主要分布在呼拉线以东地区，以森林山地为主；中低覆盖度和低覆盖度分别占研究区域的6%和36%，主要分布在呼拉线以西地区，以荒漠和草甸为主。

从植被时空变化特征来看，中国植被覆盖度基

本较为稳定。其中宁夏、山西省、陕西省和新疆西部地区改善显著，这与我国退耕还林和绿色农业等工程有关[25]。中国植被覆盖度总体在西部比东部年际波动大，北部比南部年际波动大，这主要由于中国植被覆盖呈西北低东南高，西北地区生态环境恶劣，植被生长易受气候因子影响。从各省植被情况和变化趋势来看，黑龙江省植被覆盖度最高，为91.7%，这可能与该地区粮食产量增加、集约化种植增加和城市绿化建设有关；新疆植被覆盖度最低，这与该地区以沙漠草地为主[26]的地理环境有关；江苏省植被覆盖退化趋势较为显著，这与该省份冶炼、化工等污染密集型产业结构相关。

从各因子对植被覆盖度影响来看，气候因子与城市化对研究区植被覆盖度的影响均存在区域差异。气温对黄土高原的各省植被覆盖度有抑制的影响，这与该地区干旱缺水气候有关，而对西藏和四川省的植被覆盖度有促进作用。降水量对研究区植被覆盖度总体上是呈现正向作用，但在东部经济发展地区，强烈人类活动会引发城市小气候，呈现负相关[3]。城市化与植被覆盖度偏相关在一定程度上展示中国城市网分布，由于经济建设的需求，城市中心地区植被覆盖度与城市化多为负相关，表明城市化过程对植被覆盖存在抑制作用，而城市郊区多为正相关，展示在城市建设中同样重视对自然环境的保护，这在一定程度上促进了植被生长和发育。在分析3个因子对各省份植被覆盖度的影响机制过程中，发现多个省份受气候因子和城市化的共同调制。其中气温、降水量和夜间灯光对天津市平均贡献度分别为37.6%、41.6%和20.8%，借此通过定量分析验证了气候因子和人类活动是植被生长的重要因素的结论[9]。

4 结 论

本研究从中国和省级尺度上探讨了2000—2020年中国植被覆盖度年际变化规律和空间分布特征，并定量分析气候变化和城市化对各省植被覆盖度变化的影响和贡献作用，主要结论如下：

（1）在21 a里中国植被覆盖度均值为52.4%，植被覆盖度总体呈现波动增长的趋势，增长速率为0.32%·a^{-1}。植被覆盖区域以高覆盖度为主，面积占研究区域的38%，主要分布在中国东部地区。中国的植被覆盖度以呼拉线为界呈西北低、东南高的分布格局。

（2）中国植被覆盖度发生显著改善地区和改善地区主要分布在黄土高原、东北平原和西部地区；显著退化地区和退化地区主要分布在中国天津市、港澳台、长江沿岸以及城市群周边地区。植被年际波动在南部比北部、东部比西部稳定。从各省植被覆盖度和年际变化情况来看，黑龙江省植被覆盖度最高，为91.7%；新疆最低，为14.4%；宁夏的植被覆盖度年增长率最高，增长速率为0.98%·a^{-1}，植被得到显著改善。

（3）气候因子和城市化对植被覆盖度的影响存在明显空间差异性。气温对植被生长具有一定抑制作用，而降水量和城市化可以在一定程度上促进了植被生长。从3个因子对各省植被覆盖度的贡献程度来看，气温是宁夏的主要贡献因子，平均贡献度为84.3%；降水量是台湾省的主要贡献因子，平均贡献度为71.7%；城市化贡献度最大的城市为上海，平均贡献度为26.5%。

但研究仍有不足之处。本研究仅探究气温、降水和夜间灯光对植被覆盖度的影响和贡献，未考虑地形、土壤和日照等因素对植被覆盖度的影响。植被覆盖度驱动因子影响机制复杂，未来可以结合更详尽的数据资料和实测数据，在更长的时间尺度上科学分析各因子对植被覆盖度的驱动作用，使研究结果更具可靠性。

参考文献（References）

[1] 郭永强. 黄土高原植被覆盖变化归因分析及其对水储量的影响[D]. 咸阳: 西北农林科技大学, 2020. [Guo Yongqiang. Attribution analysis of vegetation coverage change and its impact on water storage on the Loess Plateau[D]. Xianyang: Northwest A & F University, 2020.]

[2] 王晓江, 胡尔查, 李爱平, 等. 基于MODIS NDVI的内蒙古大青山自然保护区植被覆盖度的动态变化特征[J]. 干旱区资源与环境, 2014, 28(8): 61-65. [Wang Xiaojiang, Hu Ercha, Li Aiping, et al. Dynamic changes of vegetation coverage in Daqingshan Nature Reserve based on MODIS NDVI image[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2014, 28(8): 61-65.]

[3] 刘垚燚, 曾鹏, 张然, 等. 基于GEE和BRT的1984—2019年长三角生态绿色一体化发展示范区植被覆盖度变化[J]. 应用生态学报, 2021, 32(3): 1033-1044. [Liu Yaoyi, Zeng Peng, Zhang Ran, et al. Vegetation coverage change of the demonstration area of ecologically friendly development in the Yangtze River Delta China based on GEE and BRT during 1984—2019[J]. Chinese

Journal of Applied Ecology, 2021, 32(3): 1033-1044.]

[4] 龙爽, 郭正飞, 徐粒, 等. 基于Google Earth Engine的中国植被覆盖度时空变化特征分析[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(2): 326-334. [Long Shuang, Guo Zhengfei, Xu Li, et al. Spatiotemporal variations of fractional vegetation coverage in China based on Google Earth Engine[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(2): 326-334.]

[5] Liu H, Li X J, Mao F J, et al. Spatiotemporal evolution of fractional vegetation cover and its response to climate change based on MODIS data in the subtropical region of China[J]. Remote Sensing, 2021, 13(5): 913, doi: 10.3390/rs13050913.

[6] 张学玲, 张莹, 牛德奎, 等. 基于TM NDVI的武功山山地草甸植被覆盖度时空变化研究[J]. 生态学报, 2018, 38(7): 2414-2424. [Zhang Xueling, Zhang Ying, Niu Dekui, et al. Spatial-temporal dynamics of upland meadow coverage on Wugong Mountain based on TM NDVI[J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(7): 2414-2424.]

[7] 李跃彬, 胡文英. 基于Google Earth Engine平台的昆明市近30年植被覆盖变化研究[J]. 云南师范大学学报(自然科学版), 2020, 40(6): 71-75. [Li Yuebin, Hu Wenying. The study of vegetation cover change in Kunming under the Google Earth Engine platform for nearly 30 years[J]. Journal of Yunnan Normal University (Natural Sciences Edition), 2020, 40(6): 71-75.]

[8] 王瑾. 内蒙古自治区植被覆盖度变化的驱动因素与气候因子响应[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020. [Wang Jin. Driving analysis and climate response of vegetation cover change in Inner Mongolia [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.]

[9] Piao S L, Yin G D, Tan J G, et al. Detection and attribution of vegetation greening trend in China over the last 30 years[J]. Global Change Biology, 2015, 21(4): 1601-1609.

[10] Piao S L, Mohammat A, Fang J Y, et al. NDVI-based increase in growth of temperate grasslands and its responses to climate changes in China[J]. Global Environmental Change, 2006, 16(4): 340-348.

[11] 赵明伟, 王妮, 施慧慧, 等. 2001—2015年间我国陆地植被覆盖度时空变化及驱动力分析[J]. 干旱区地理, 2019, 42(2): 324-331. [Zhao Mingwei, Wang Ni, Shi Huihui, et al. Spatial-temporal variation and its driving forces of vegetation coverage in China from 2001 to 2015[J]. Arid Land Geography, 2019, 42(2): 324-331.]

[12] Xia N, Li M C, Cheng L. Mapping impacts of human activities from nighttime light on vegetation cover changes in Southeast Asia [J]. Land, 2021, 10(2): 185, doi: 10.3309/land10020185

[13] Cai Y F, Zhang F, Duan P, et al. Vegetation cover changes in China induced by ecological restoration-protection projects and land-use changes from 2000 to 2020[J]. Catena, 2022, 217: 106530, doi: 10.1016/j.catena.2022.106530.

[14] Song D X, Wang Z H, He T, et al. Estimation and validation of 30 m fractional vegetation cover over China through integrated use of Landsat 8 and Gaofen 2 data[J]. Science of Remote Sensing, 2022, 6: 100058, doi: 10.1016/J.SRS.2022.100058.

[15] Chen Z Q, Yu B L, Yang C S, et al. An extended time series (2000—2018) of global NPP-VIIRS-like nighttime light data from a cross-sensor calibration[J]. Earth System Science Data, 2021, 13 (3): 889-906.

[16] 陈伟, 王哲, 赵海盟, 等. 利用线性融合方法进行金花茶自然保护区植被覆盖度时空变化研究[J]. 测绘通报, 2021, 67(11): 1-6. [Chen Wei, Wang Zhe, Zhao Haimeng, et al. Research on temporal and spatial variation of fractional vegetation cover in Golden Camellia National Nature Reserve using linear fusion method[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021, 67(11): 1-6.]

[17] 吴昌广, 周志翔, 肖文发, 等. 基于MODIS NDVI的三峡库区植被覆盖度动态监测[J]. 林业科学, 2012, 48(1): 22-28. [Wu Changguang, Zhou Zhixiang, Xiao Wenfa, et al. Dynamic monitoring of vegetation coverage in Three Gorges Reservoir area based on MODIS NDVI[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2012, 48(1): 22-28.]

[18] 晋成名, 杨兴旺, 景海涛. 基于RS的陕北地区植被覆盖度变化及驱动力研究[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(4): 258-264. [Jin Chengming, Yang Xingwang, Jing Haitao. A RS-based study on changes in fractional vegetation cover in north Shaanxi and their driving factors[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33 (4): 258-264.]

[19] 穆少杰, 李建龙, 陈奕兆, 等. 2001—2010年内蒙古植被覆盖度时空变化特征[J]. 地理学报, 2012, 67(9): 1255-1268. [Mu Shaojie, Li Jianlong, Chen Yizhao, et al. Spatial differences of variations of vegetation coverage in Inner Mongolia during 2001—2010 [J]. Acta Geographica Sinica, 2012, 67(9): 1255-1268.]

[20] 李杰, 张军, 刘陈立, 等. 基于MODIS-NDVI的中老缅交界区近16年植被覆盖时空变化特征[J]. 林业科学, 2019, 55(8): 9-18. [Li Jie, Zhang Jun, Liu Chenli, et al. Spatiotemporal variation of vegetation coverage in recent 16 years in the border region of China, Laos, and Myanmar based on MODIS-NDVI[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2019, 55(8): 9-18.]

[21] 阿多, 赵文吉, 宫兆宁, 等. 1981—2013华北平原气候时空变化及其对植被覆盖度的影响[J]. 生态学报, 2017, 37(2): 576-592. [A Duo, Zhao Wenji, Gong Zhaoning, et al. Temporal analysis of climate change and its relationship with vegetation cover on the North China Plain from 1981 to 2013[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(2): 576-592.]

[22] Zhou Q, Zhao X, Wu D H, et al. Impact of urbanization and climate on vegetation coverage in the Beijing-Tianjin-Hebei Region of China[J]. Remote Sensing, 2019, 11(20): 2452, doi: 10.3390/rs11202452.

[23] Tang R Y, Zhao X, Zhou T, et al. Assessing the impacts of urbanization on albedo in Jing-Jin-Ji Region of China[J]. Remote Sensing, 2018, 10(7): 1096-1096.

[24] 赫英明, 刘向培, 王汉杰. 基于EVI的中国最近10 a植被覆盖变化特征分析[J]. 气象科学, 2017, 37(1): 51-59. [He Yingming, Liu Xiangpei, Wang Hanjie. Variation characteristics of vegetation cover in the latest 10 years over China based on EVI[J]. Scien-

tia Meteorologica Sinica, 2017, 37(1): 51−59.]

[25] 林隆超, 王晓飞, 刘延平, 等. 退耕还林工程背景下延安植被覆盖时空变化及其对气候的响应[J]. 陕西气象, 2022(4): 1−6. [Lin Longchao, Wang Xiaofei, Liu Yanping, et al. Tempo-spatial variation of vegetation cover and its response to climate in Yan'an region under the background of returning farmland to forest project[J]. Journal of Shaanxi Meteorology, 2022(4): 1−6.]

[26] 陈春波, 李刚勇, 彭建. 近20 a新疆天然草地NPP时空分析[J]. 干旱区地理, 2022, 45(2): 522−534. [Chen Chunbo, Li Gangyong, Peng Jian. Spatiotemporal analysis of net primary productivity for natural grassland in Xinjiang in the past 20 years[J]. Arid Land Geography, 2022, 45(2): 522−534.]

Spatiotemporal variations of fractional vegetation cover and its response to climate change and urbanization in China

CHEN Shujun[1], XU Guochang[1], LYU Zhiping[1,2], MA Mingyue[1], LI Hanyu[1], ZHU Yuyan[1]

(1. Harbin Institute of Technology (Shenzhen), Shenzhen 518055, Guangdong, China;
2. Information Engineering University, Zhengzhou 450001, Henan, China)

Abstract: The variation in fractional vegetation cover (FVC) is not only closely related to climatic factors but is influenced by human activities. Only a few studies have been conducted on the spatiotemporal characteristics of FVC in China at the provincial scale and quantitative analysis of the impact of climate factors combined with human activities on FVC. Based on the Google Earth Engine platform and Landsat data for 2000—2020, as well as contemporaneous climate and nighttime lighting data, the study is analyzed using the dimidiate pixel method, linear regression analysis, coefficient of variation, partial correlation analysis, and contribution model. The results showed the following: (1) The rate of increasing of FVC in China is $0.32\%\cdot a^{-1}$ from 2000 to 2020. The vegetation cover area is dominated by the high cover level, accounting for 38% of the study area, with an overall decreasing trend from southeast to northwest. (2) FVC of the Loess Plateau, Yunnan Province, Tibet Autonomous Region, and western Xinjiang Uygur Autonomous Region showed an increasing trend. Interannual fluctuations in the FVC are more stable in the south than in the north and in the east than in the west. Heilongjiang Province has the highest vegetation cover at 91.7%, while Xinjiang Uygur Autonomous Region has the lowest at 14.4. The rate of variation of FVC in the Ningxia Hui Autonomous Region is $0.98\%\cdot a^{-1}$, with significant improvement in FVC. (3) A significant spatial variability was observed in the effects of climatic factors and urbanization on FVC. Temperature and precipitation have negative and positive correlations on FVC in northern China, respectively, and urbanization mainly affects the more economically developed provinces. Temperature is the main contribution factor in the Ningxia Hui Autonomous Region, with an average contribution of 84.3%. Precipitation is the main contribution factor in Taiwan Province, with an average contribution of 71.7%. Moreover, urbanization is the main contribution factor in Shanghai, with an average contribution of 26.5%.

Key words: fractional vegetation cover (FVC); Google Earth Engine; climate change; urbanization; Landsat